

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2025.60156

基于改进均匀 B 样条的食品分拣机器人 轨迹多目标优化方法

刘 敏¹ 武鹏飞² 王 啸³

(1. 山西铁道职业技术学院, 山西 太原 030013; 2. 太原科技大学, 山西 太原 030024;
3. 山西农业大学, 山西 晋中 030801)

摘要: [目的] 针对食品分拣过程中 Delta 机器人传统轨迹规划存在的运行效率低、能耗大、稳定性差等问题, 有效降低食品分拣的运行时间、减少能耗和提高稳定性, 提出相应的轨迹优化方案。[方法] 在食品分拣系统架构基础上, 提出一种结合五次均匀 B 样条曲线和多目标优化的 Delta 机器人轨迹优化方法。首先通过五次均匀 B 样条曲线进行轨迹规划, 降低运动冲击; 随后构建多目标(时间、能耗、稳定性)优化模型, 采用改进多目标粒子群算法(自适应权重调整和拥挤度排序优化)对模型进行求解, 获得最优轨迹参数。最后搭建试验平台验证所提方法的优越性。[结果] 与常规方法相比, 试验方法可使机器人运行时间缩短 9.50% 以上, 能耗降低 9.00% 以上, 稳定性提升 18.00% 以上, 实际分拣准确率保持在 97.50% 以上, 平均分拣时间 < 0.80 s。[结论] 试验方法能够实现运行时间、能耗与稳定性的多目标协同优化, 有效提升 Delta 机器人在食品分拣场景中的运行性能与稳定性。

关键词: Delta 机器人; 食品分拣机器人; 轨迹规划; 五次均匀 B 样条曲线; 多目标优化; 多目标粒子群算法

Multi-objective optimization of food sorting robot trajectory based on improved uniform B-spline

LIU Min¹ WU Pengfei² WANG Xiao³

(1. Shanxi Railway Vocational and Technical College, Taiyuan, Shanxi 030013, China; 2. Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, Shanxi 030024, China; 3. Shanxi Agricultural University, Jinzhong, Shanxi 030801, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the limitations of low operating efficiency, high energy consumption, and poor stability in traditional trajectory planning of Delta robots during food sorting, this study proposes an optimized trajectory scheme to effectively reduce operation time, lower energy consumption, and improve operation stability. [Methods] On the basis of the architecture of the food sorting system, a trajectory optimization method for the Delta robot is proposed, which combines quintic uniform B-spline curves with multi-objective optimization. Firstly, the trajectory is planned using quintic uniform B-spline curves to minimize motion impact. Subsequently, a multi-objective optimization model integrating time, energy consumption and stability is constructed. This model is solved using an improved multi-objective particle swarm optimization algorithm, which incorporates adaptive weight adjustment and crowding ranking optimization, to obtain the optimal trajectory parameters. Finally, an experimental platform is constructed to verify the effectiveness of the proposed method. [Results] Compared with conventional methods, the experimental method reduces robot operation time by over 9.50%, decreases energy consumption by over 9.00%, and improves stability by over 18.00%. Meanwhile, it maintains an actual sorting accuracy above 97.50%, with an average sorting time of less than 0.80 seconds. [Conclusion] The proposed method achieves multi-objective collaborative optimization of operation time, energy consumption, and stability, effectively improving the operation performance and stability of Delta

基金项目: 山西省高等学校科技创新项目(编号: 2022L700)

通信作者: 刘敏(1992—), 男, 山西铁道职业技术学院讲师, 硕士。E-mail: ghjfp@126.com

收稿日期: 2025-10-08 改回日期: 2026-01-22

引用格式: 刘敏, 武鹏飞, 王啸. 基于改进均匀 B 样条的食品分拣机器人轨迹多目标优化方法[J]. 食品与机械, 2026, 42(2): 100-108.

Citation: LIU Min, WU Pengfei, WANG Xiao. Multi-objective optimization of food sorting robot trajectory based on improved uniform B-spline[J]. Food & Machinery, 2026, 42(2): 100-108.

robots in food sorting scenarios.

Keywords: Delta robot; food sorting robot; trajectory planning; quintic uniform B-spline curve; multi-objective optimization; multi-objective particle swarm algorithm

随着食品工业向自动化、智能化转型,高效、精准的分拣环节成为保障食品生产效率与品质的关键^[1]。Delta机器人凭借并联机构特有的高速、高精度优势,被广泛应用于食品分拣场景中,其轨迹规划的合理性直接影响分拣效率、设备能耗及食品完整性^[2]。然而,食品分拣过程中存在食品种类多样、分拣节拍紧凑、物料易损等特殊要求,传统轨迹规划方法存在运行效率偏低、能耗损耗较大、运动冲击明显等问题^[3]。运动冲击不仅会缩短机器人关键部件的使用寿命,还可能导致易碎食品破损,严重制约了食品分拣系统综合性能的提升。

针对上述问题,国内外学者开展了相关研究。部分研究通过优化轨迹曲线类型降低运动冲击,如采用B样条曲线、NURBS曲线等光滑曲线替代传统多项式曲线,虽能一定程度改善运动平稳性,但未充分考虑运行时间与能耗的协同优化^[4-5]。也有研究聚焦单目标轨迹优化,通过粒子群算法、遗传算法等智能优化算法最小化运行时间或能耗,却忽略了多目标间的耦合关系,难以满足食品分拣场景对效率、能耗、稳定性的综合需求^[6-8]。目前,多目标轨迹优化方法已成为主流。郭彤颖等^[9]针对传统多目标灰狼优化算法在并联机器人轨迹优化中存在的收敛速度慢、易陷入局部最优问题,以及并联机器人高速运动时运动平稳性与能耗之间的协同优化需求。采用三次多项式插值法构建轨迹模型,将关节最大角速度、最大角加速度、运动总能耗作为多目标优化函数,通过改进多目标灰狼优化算法求解最优轨迹参数。优化后的轨迹使并联机器人关节角速度、角加速度峰值分别降低19.7%和24.1%,运动过程振动幅值减小31.2%,同时运动总能耗降低17.5%,兼顾了运动平稳性与节能性。章鸿^[10]针对并联机器人在快速分拣场景中,传统轨迹规划算法存在加减速阶段冲击大、轨迹平滑性差的问题,提出了一种基于S型速度曲线的轨迹优化算法。优化后的轨迹角速度、角加速度曲线连续光滑,峰值降低42.8%,机器人运行振动量减少35.6%。较传统梯形速度曲线算法分拣效率提高25%,机械部件使用寿命延长约30%。陈广东等^[11]针对食品分拣场景中,并联机器人轨迹规划需兼顾高速性、平稳性与食品安全性的核心需求,提出一种改进NURBS和多目标的轨迹优化方法。改进NURBS轨迹的曲率连续性较传统NURBS提升40%,机器人运动冲击度降低38.7%,软质食品(如草莓、圣女果)分拣破损率从5.3%降至1.1%。来海滨等^[12]针对传统梯形运动规律存在加减速阶段加速度突变、运动平稳性不足的问题,提出一种基于345修正梯形运动规律的并联机器人轨迹规划方法。所

提345修正梯形轨迹的峰值较传统梯形运动规律降低56.2%,机器人运行平稳性显著提升,晃动量减少43.8%。

目前,针对食品分拣场景的多目标协同优化需求,仍存在轨迹曲线光滑性与参数灵活性适配不足和智能优化算法的寻优性能不足等问题。试验拟提出一种五次均匀B样条曲线融合多目标优化的轨迹优化方法。首先利用五次均匀B样条曲线的高阶连续性特点,构建光滑轨迹基础。随后构建多目标优化模型,通过引入自适应权重调整和拥挤度排序机制优化多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO),实现模型的高效求解。最后通过试验平台验证所提方法的优越性,旨在为食品分拣机器人的轨迹优化提供新的技术思路,进而提升食品分拣系统的运行效率、降低能耗、保障分拣质量,为食品工业自动化升级提供技术支撑。

1 食品分拣系统概述

食品分拣系统结构如图1所示,主要由Delta机器人平台、视觉检测平台和传送装置平台组成。Delta机器人平台作为系统的核心执行单元,负责食品的精准抓取、分拣与下料,主要由机器人本体、气动系统和运动控制平台3部分组成。视觉检测平台作为系统的感知核心,负责食品的位置定位、品质检测与类别识别,主要由视觉硬件、视觉软件和检测算法3部分组成。传送装置平台作为食品的输送与定位载体,负责将待分拣食品平稳、精准地输送至Delta机器人作业区域,主要由输送主体和运动与传动两部分组成。三大模块通过工业总线实现数据交互与协同控制,通信延迟 ≤ 5 ms,确保视觉检测、机器人抓取与输送运动的实时同步,系统整体分拣效率 $> 5 000$ 件/h,且具备良好的扩展性,可根据食品种类、分拣需求灵活调整各平台参数与算法模型^[13-14]。

2 轨迹优化方法

针对食品分拣场景中Delta机器人对轨迹光滑性、分拣效率、能耗经济性及食品安全性的综合需求,试验提出一种结合五次均匀B样条曲线与多目标的轨迹优化方案。该方案通过高阶光滑曲线建模—多目标约束建模—改进智能算法求解的三阶架构,实现轨迹性能的全面优化^[15-17]。首先利用五次均匀B样条曲线的高阶连续特性构建基础轨迹,从源头抑制运动冲击。再基于食品分拣核心需求建立多目标优化模型,明确效率、能耗与稳定性的协同优化目标。最后通过改进MOPSO算法高效求解最优轨迹参数,确保优化结果的工程实用性。

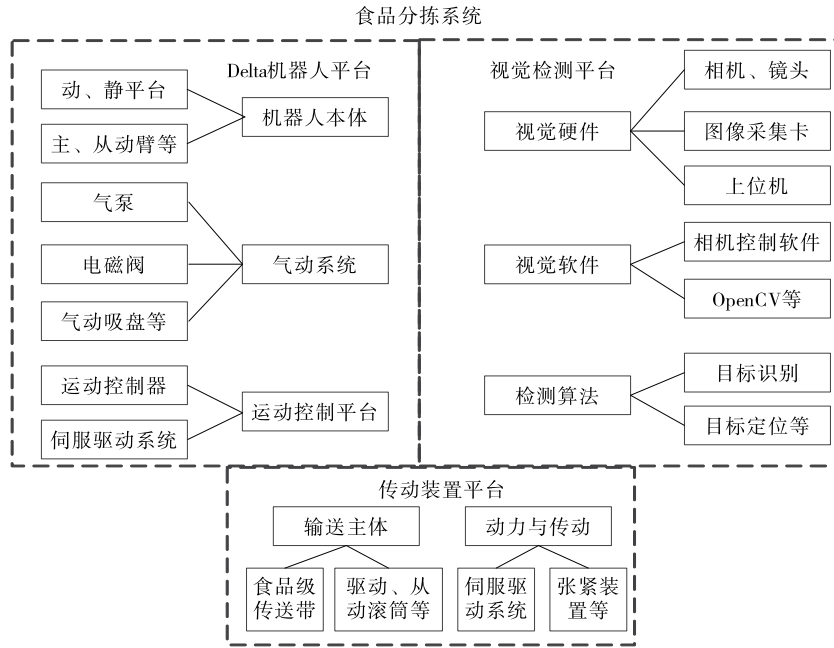


图 1 分拣系统结构

Figure 1 Sorting system structure

2.1 五次均匀 B 样条曲线

为解决传统曲线轨迹光滑性与参数灵活性上的适配矛盾,试验采用五次均匀 B 样条曲线构建 Delta 机器人关节空间轨迹模型,其核心优势在于具备 C⁴阶连续性(角速度、角加速度、加加速度均连续),可从根本上避免运动过程中的冲击突变,同时控制点调节简便,适配食品分拣高频启停的动态场景。

根据 B 样条曲线的递推定义(De Boor 算法),给定 n + 1 个控制点 {P₀, P₁, ..., P_n} 和 k 阶 B 样条基函数 N_{i,k}(t),则 k 阶 B 样条曲线如式(1)所示。

$$C(t) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,k}(t), t \in [t_k, t_{n+1}], \quad (1)$$

式中:

C(t)——B 样条曲线的输出向量(在 Delta 机器人轨迹规划中,对应关节空间的位置参数);

P_i——B 样条曲线的控制点(轨迹形状的核心控制参数,共 n + 1 个);

k——B 样条曲线的阶数;

t——曲线参数, t ∈ [0, 1](标准化处理后);

N_{i,k}(t)——k 阶 B 样条基函数。

基函数通过递归公式求解,如式(2)所示。

$$\begin{cases} N_{i,0}(t) = \begin{cases} 1, & t_i \leq t < t_{i+1} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \\ N_{i,k}(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+k} - t_i} N_{i,k-1}(t) + \frac{t_{i+k-1} - t}{t_{i+k-1} - t_{i+1}} N_{i+1,k-1}(t) \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

N_{i,0}(t)——零阶基函数;

$\frac{t - t_i}{t_{i+k} - t_i}, \frac{t_{i+k-1} - t}{t_{i+k-1} - t_{i+1}}$ ——线性加权系数;

N_{i,k}(t)——k 阶 B 样条基函数。

对于五次均匀 B 样条曲线(k=6),采用均匀节点向量,确保曲线通过首末控制点且满足端点约束条件(如起始/终止时刻角速度、角加速度为 0,适配分拣启停场景)。此时,曲线仅由控制点坐标决定,通过调整控制点位置即可灵活优化轨迹形状,无需复杂节点插入操作,提升轨迹实时调整效率。

Delta 机器人轨迹规划以关节空间为对象,针对每个旋转关节,设其运动过程的关键路径点 {θ_{j,0}, θ_{j,1}, ..., θ_{j,m}} (j=1, 2, 3 对应 Delta 机器人 3 个主动关节,θ_{j,i} 为第 j 个关节在第 i 个路径点的角度),每个路径点对应的时间节点为 {t₀, t₁, ..., t_m} (t₀=0 为起始时刻, t_m=T 为轨迹总时间)。

将路径点作为五次均匀 B 样条曲线的控制点核心输入,通过曲线插值得到关节角度随时间的连续函数 θ_j(t),进一步求导可得关节角速度 θ_j^{*}(t)、角加速度 θ_j^{**}(t) 及加加速度 θ_j^{***}(t),如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \theta_j^*(t) &= \sum_{i=0}^n P_{j,i} N_{i,6}^*(t) \theta_j^{**}(t) = \\ & \sum_{i=0}^n P_{j,i} N_{i,6}^{**}(t) \theta_j^{***}(t) = \sum_{i=0}^n P_{j,i} N_{i,6}^{***}(t), \end{aligned} \quad (3)$$

式中:

P_{j,i}——第 j 个关节对应的五次均匀 B 样条曲线的第 i

个控制点;

$N_{i,6}^*(t), N_{i,6}^{**}(t)$ ——五次均匀B样条基函数 $N_{i,6}(t)$ 对时间 t 的一阶导数和二阶导数。

为确保轨迹的工程可行性,需满足关节运动边界约束,如式(4)所示。

$$\begin{cases} \theta_{j,\min} \leq \theta_j(t) \leq \theta_{j,\max} \\ \theta_{j,\min}^* \leq \theta_j^*(t) \leq \theta_{j,\max}^* \\ \theta_{j,\min}^{**} \leq \theta_j^{**}(t) \leq \theta_{j,\max}^{**} \\ \theta_{j,\min}^{***} \leq \theta_j^{***}(t) \leq \theta_{j,\max}^{***} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

$\theta_{j,\min}, \theta_{j,\max}$ ——第 j 个关节的角度的最小值和最大值,rad;

$\theta_{j,\min}^*, \theta_{j,\max}^*$ ——第 j 个关节的角速度的最小值和最大值,rad/s;

$\theta_{j,\min}^{**}, \theta_{j,\max}^{**}$ ——第 j 个关节的角加速度的最小值和最大值,rad/s²;

$\theta_{j,\min}^{***}, \theta_{j,\max}^{***}$ ——第 j 个关节的角加加速度的最小值和最大值,rad/s³。

2.2 多目标轨迹优化

结合食品分拣场景的核心需求,综合考虑分拣效率—运行能耗—运动稳定性三大关键指标,建立多目标轨迹优化模型,明确优化目标、约束条件及目标函数归一化方法,实现多目标的协同优化^[18-20]。

运行时间直接决定分拣系统的产能,是食品规模化分拣的核心指标。以Delta机器人单次分拣的轨迹总时间 T 为优化目标,最小化 T 以提升分拣频率,目标函数如式(5)所示。

$$f_1 = \min T = \min (t_m - t_0), \quad (5)$$

式中:

t_m, t_0 ——轨迹终止时刻和起始时刻,s。

Delta机器人运动能耗主要来源于关节伺服电机的驱动力矩消耗,基于关节动力学模型,能耗与关节力矩、角速度及运动时间正相关。以3个主动关节的总能耗 E 为优化目标,最小化 E 以降低运行成本,目标函数如式(6)所示。

$$f_2 = \min E = \min \sum_{i=1}^3 \int_0^T \tau_j(t) \theta_j^*(t) dt, \quad (6)$$

式中:

$\tau_j(t)$ ——第 j 个关节的驱动力矩,N·mm。

运动冲击由加加速度决定,过大易导致机器人振动,进而造成软质食品破损。以3个关节的加加速度为优化目标,最小化冲击程度,目标函数如式(7)所示。

$$f_3 = \sum_{j=1}^3 \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T J_j^2 dt}, \quad (7)$$

式中:

J_j ——机器人在第 j 个路径点的加加速度,rad/s³。

除式(4)所述的关节运动边界约束外,结合食品分拣工程实际,还需要考虑轨迹连续性约束、轨迹定位精度和食品受力约束等,如式(8)所示。

$$\begin{cases} \theta_j(t_i^-) = \theta_j(t_i^+) \\ \theta_j^*(t_i^-) = \theta_j^*(t_i^+) \\ \theta_j^{**}(t_i^-) = \theta_j^{**}(t_i^+), \\ \Delta\theta_j \leq 0.001 \\ F \leq F_{\max} \end{cases}, \quad (8)$$

式中:

F_{\max} ——食品最大耐受力,N;

$\Delta\theta_j$ ——轨迹终止时刻关节角度误差,rad。

归一化后,采用加权求和法构建综合目标函数,如式(9)所示。

$$f = \sum_{j=1}^3 \omega_j f_j', \quad (9)$$

式中:

ω_j ——目标权重系数;

f_j' ——第 j 个目标的归一化值。

为解决传统MOPSO算法在轨迹优化中存在的收敛速度慢、易陷入局部最优、Pareto解集分布不均等问题,引入自适应权重调整与改进拥挤度排序机制,构建适用于Delta机器人轨迹优化的改进MOPSO算法,实现多目标优化模型的高效求解。

(1) 自适应惯性权重调整机制:惯性权重 ω 直接影响算法的全局搜索(探索)与局部搜索(利用)能力,传统固定权重或线性递减策略难以适配轨迹优化的复杂搜索空间。试验基于种群搜索进度反馈动态调整惯性权重,如式(10)所示。

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \frac{t}{T_{\max}} - \Delta\omega \cdot p(t), \quad (10)$$

式中:

t, T_{\max} ——当前迭代和最大次数;

$\omega_{\max}, \omega_{\min}$ ——权重上下限;

$\Delta\omega$ ——权重衰减幅度;

$p(t)$ ——种群陷入局部最优的概率指标。

该机制通过实时感知种群搜索状态,动态平衡探索与利用,避免过早收敛。

(2) 改进拥挤度排序与存档管理:为保证Pareto解集的多样性与均匀性,优化拥挤度计算与存档更新策略。

① 拥挤度计算改进:传统拥挤度仅考虑目标空间距离,试验引入决策变量空间距离加权,计算如式(11)所示。

$$C_D(x) = \sum_{i=1}^3 \frac{|f_i(x_{k+1}) - f_i(x_{k-1})|}{f_{i,\max} - f_{i,\min}} +$$

$$\alpha \sum_{j=1}^d \frac{|x_j - \bar{x}_j|}{\max(x_j) - \min(x_j)}, \quad (11)$$

式中:

$C_D(x)$ ——粒子 x 的拥挤度值;

x_j, \bar{x}_j ——第 j 个决策变量和均值;

α ——权重系数。

② 存档更新策略:设置外部档案集容量为 100,当存档数量超出容量时,按以下规则筛选:

规则 1:删除被支配的非劣解。

规则 2:计算剩余非劣解的拥挤度值,删除拥挤度最小的粒子(解集最密集区域的粒子)。

该策略确保存档集始终保持均匀分布的 Pareto 最优解,为轨迹参数选择提供多样化方案。

改进 MOPSO 算法的完整求解步骤为:

步骤 1:初始化参数。设置种群规模 $N=50$ 、最大迭代次数 $T_{\max}=100$ 、外部档案集容量 $N_r=100$,初始化粒子位置与速度(随机生成满足约束的控制点坐标与时间节点)。

步骤 2:适应度计算。对每个粒子,通过五次均匀 B 样条曲线生成轨迹,计算 3 个目标函数值并归一化,得到综合适应度。

步骤 3:非支配排序。基于 Pareto 支配关系(若粒子 A 在所有目标上不劣于粒子 B,且至少一个目标更优,则 A 支配 B),筛选非劣解存入外部档案集。

步骤 4:更新 pbest 与 gbest。对于每个粒子,若当前位置支配 pbest,则更新 pbest 为当前位置;若相互不支配,则随机选择其一更新;gbest 从外部档案集中按改进拥挤度排序选择。

步骤 5:粒子位置与速度更新。按自适应权重调整后的公式更新粒子速度与位置,通过约束处理机制修正不可行解。

步骤 6:存档集更新。删除存档集中的支配解,按拥挤度排序裁剪超出容量的非劣解。

步骤 7:终止判断。若迭代次数达到 T_{\max} ,输出 Pareto 最优解集;否则返回步骤 2 继续迭代。

步骤 8:最优轨迹选择。从 Pareto 解集中,采用熵权 TOPSIS 法进行多目标决策,综合考虑各目标权重,选取综合性能最优的轨迹参数(如控制点坐标、时间节点)作为最终优化结果。

求解流程如图 2 所示。

3 轨迹优化试验

3.1 试验参数

为系统验证试验所提多目标轨迹优化方法在食品分拣场景中的可行性、优越性及工程实用性,针对食品分拣过程中效率—能耗—平稳性的核心目标,搭建如图 3 所示

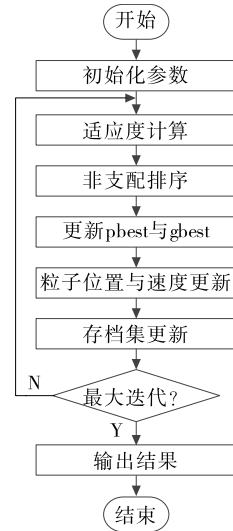


图 2 求解流程

Figure 2 Solution process

的 Delta 机器人食品分拣试验平台。该平台以三自由度 Delta 并联机器人为核心执行单元,整合视觉识别、物料输送、驱动控制及状态检测等功能模块,通过精准的硬件选型,构建硬件—算法—场景三位一体的完整试验体系。试验过程中,所有核心设备均经过预调试与性能校准(如机器人重复定位精度校准、相机视觉标定、传感器灵敏度校验等),算法参数通过多轮预试验优化确定,确保试验条件的标准化、可重复性及与实际工程场景的一致性。分拣系统组成见表 1,模型参数见表 2。

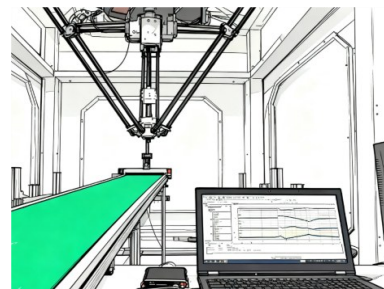


图 3 试验分拣平台

Figure 3 Experimental sorting platform

3.2 试验结果

为系统验证试验所提改进 MOPSO 多目标求解方法的综合性能,选取多目标优化领域经典的标准 MOPSO 算法,以及文献[9]提出的改进 MOGWO 算法作为对比基准。从 Pareto 前沿解集的核心评价维度(收敛性、分布均匀性、覆盖完整性)出发,结合可视化分析与量化指标计算,对 3 种算法的优化效果进行全面对比。起始位置[1, 1, 12],终止位置[20, 23, 0]。不同算法的 Pareto 前沿解在目标空间中的分布情况如图 4 所示。

表 1 分拣系统组成

Table 1 Composition of sorting system

设备	具体参数
试验目标	软质食品/通用食品
机器人	三自由度 Delta 并联机器人(翼菲 BAT-1300 型)
相机	工业面阵相机(巴斯勒 acA2040-120uc)
传送带	同步带式传送带(德马格 DCM500-2000)
光源	高亮度 LED 环形光源(康视智能 MV-LR200-550)
伺服电机	永磁同步伺服电机(松下 MSMF042L1U2M)
减速机	谐波减速机(绿的谐波 CSD-20-50-2UH)
振动加速度传感器	压电式加速度传感器(奇石乐 8763A500)

表 2 模型参数

Table 2 Model parameters

参数	数值
高速分拣场景目标权重系数	0.45, 0.25, 0.3
软质食品分拣场景目标权重系数	0.25, 0.3, 0.45
通用场景目标权重系数	0.35, 0.3, 0.35
种群大小	50
最大迭代次数	100
惯性权重(改进 MOPSO)	[0.4, 0.9]
学习因子(改进 MOPSO)	[1, 2]
粒子速度边界	[-0.5, 0.5]
粒子位置边界(B样条控制点)	X/Y/Z轴控制点坐标范围[50, 350] mm(对应机器人工作空间有效区域)
算法终止条件	达到最大迭代次数

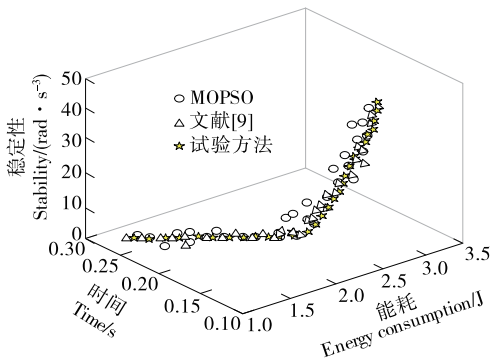


图 4 不同算法的 Pareto 前沿解在空间中的分布情况

Figure 4 Distribution of Pareto frontier solutions of different algorithms in space

由图 4 可知, 试验所提改进 MOPSO 算法的 Pareto 前沿解整体向理论最优 Pareto 边界逼近程度更高, 解集与理想前沿的距离明显小于标准 MOPSO 和文献[9]的。改进 MOPSO 算法的 Pareto 前沿解在目标空间中呈现均匀分散的分布特征, 无明显聚集或稀疏区域, 覆盖了更广泛的目标组合范围。而标准 MOPSO 算法的解集存在局部聚集

现象, 文献[9]的解集则在部分目标区域存在覆盖缺口。试验改进 MOPSO 算法在收敛性与分布性之间实现了更优的平衡, 其 Pareto 前沿不仅逼近程度高, 且分布均匀、覆盖完整。对于 Delta 机器人食品分拣轨迹优化这类需同时兼顾多目标(分拣效率、能耗、稳定性)的实际场景, 该算法能够提供更全面、更优质的多目标优化解集, 为轨迹参数的最优决策提供可靠支撑, 凸显了其在复杂多目标优化问题中的应用价值。

不同方法关节角速度的优化曲线如图 5 所示, 不同方法关节指标见表 3。

由图 5 和表 3 可知, MOPSO 方法的关节参数波动幅度最大, 文献[9]的次之, 试验方法的波动幅度最小。关节参数的最大值与平均值差值越小, 代表运动过程中参数变化越平缓, 关节运动的平稳性与平滑性越优。结合图 5 的角速度曲线特征, 试验方法的角速度曲线波动最平缓, 与表 3 量化结果一致, 说明试验方法的关节运动性能最优。

为进一步量化验证 3 种算法的实际优化效果, 针对 Delta 机器人食品分拣路径, 统计各算法优化后的核心目标性能指标(运行时间、能耗和稳定性), 三者共同构成食

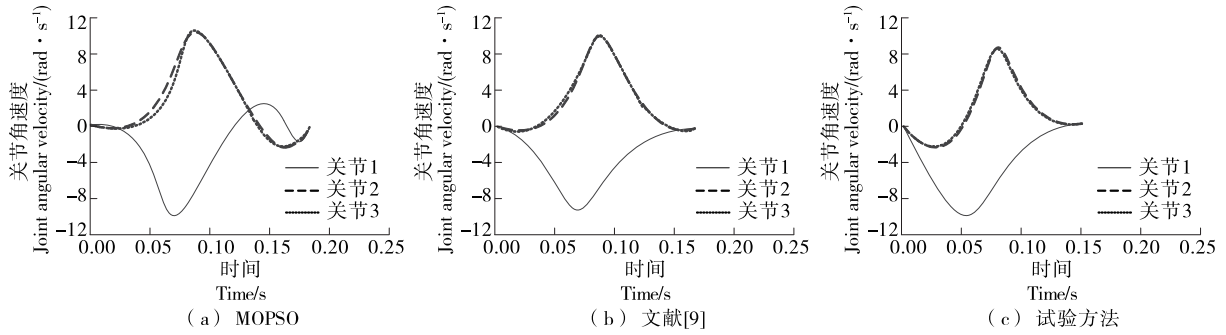


图 5 不同算法关节角速度曲线

Figure 5 Joint angular velocity curves of different algorithms

表 3 不同算法关节指标

Table 3 Joint indicators of different algorithms

方法	角位移		角速度		角加速度		角加加速度	
	最大值/ rad	平均值/ rad	最大值/ (rad·s ⁻¹)	平均值/ (rad·s ⁻¹)	最大值/ (rad·s ⁻²)	平均值/ (rad·s ⁻²)	最大值/ (rad·s ⁻³)	平均值/ (rad·s ⁻³)
MOPSO	0.78	0.25	10.50	1.53	8.50	2.01	9.50	3.27
文献[9]	0.82	0.30	9.50	1.82	7.80	2.32	8.50	2.95
试验方法	0.85	0.35	9.00	2.03	7.00	2.53	7.00	2.41

品分拣轨迹优化的关键评价维度。不同算法运行的多目标优化结果见表 4。

表 4 不同算法的多目标优化结果

Table 4 Multi-objective optimization results of different algorithms

方法	时间/s	能耗/J	稳定性/(rad·s ⁻³)
MOPSO	0.182	2.89	3.27
文献[9]	0.169	2.67	2.95
试验方法	0.153	2.42	2.41

由表 4 可知,试验方法(改进 MOPSO)的运行时间为 0.153 s,较标准 MOPSO 缩短 15.90%,较文献[9]的缩短 9.50%,在保证多目标平衡的前提下,显著提升了 Delta 机器人的分拣速度,更适配大批量食品分拣的效率需求。试验方法的能耗为 2.42 J,较标准 MOPSO 降低 16.26%,较文献[9]降低 9.36%,有效降低了机器人运行过程中的能源消耗,符合绿色作业的实际需求,同时降低了长期运行成本。试验方法的稳定性指标为 2.41 rad/s³,较标准 MOPSO 降低 26.3%,较文献[9]降低 18.30%,运动过程中角加速度波动更小,能够减少食品(尤其是易损食品)在分拣过程中的晃动与损坏风险,提升分拣质量。试验方法在运行时间、能耗和稳定性 3 个核心目标上均实现了最优平衡,既保证了分拣效率,又降低了能耗并提升了运动平稳性,充分验证了试验所提改进策略的有效性。

为进一步验证试验所提方法在实际连续作业场景中

的定位精度与稳定性,以易碎食品袋装饼干(120 mm×80 mm×25 mm(独立小包装)、质量 15~20 g/袋(含包装)、包装材质为 BOPP/PP 复合膜)为分拣目标,通过 Delta 机器人进行食品分拣,传送速度分别为 100, 200, 300 mm/s 3 种典型传送速度,对标准 MOPSO 算法、文献[9]改进 MOGWO 算法及试验方法进行连续 100 次循环作业测试。通过对比各算法在 X、Y、Z 3 个坐标轴上的实际定位位置与理论位置的偏差(误差值越小,定位精度越高),不同传送速度下的不同算法误差见表 5。

由表 5 可知,在所有测试速度工况及 X、Y、Z 3 个坐标

表 5 不同传送速度下各算法的误差

Table 5 Errors of algorithms at different transmission speeds

速度/ (mm·s ⁻¹)	坐标轴	MOPSO 误差/mm	文献[9] 误差/mm	试验方法 误差/mm
100	X	0.30	0.25	0.20
	Y	0.40	0.30	0.20
	Z	0.40	0.35	0.30
200	X	0.50	0.40	0.20
	Y	0.60	0.50	0.40
	Z	0.70	0.60	0.40
300	X	0.80	0.65	0.50
	Y	0.80	0.70	0.50
	Z	0.90	0.75	0.50

轴上,试验方法(改进MOPSO)的定位误差均最小。在100 mm/s低速场景下,试验方法在X、Y、Z轴的误差分别为0.2, 0.2, 0.3 mm,较标准MOPSO分别降低33.30%, 50.00%, 25.00%,较文献[9]的分别降低20.00%, 33.30%, 14.30%。在300 mm/s高速场景下,试验方法在3个坐标轴的误差均稳定在0.5 mm,较标准MOPSO降低37.50%~44.40%,较文献[9]的降低23.10%~33.30%,充分验证了试验所提改进策略对定位精度的提升效果。经过100次循环作业测试,试验方法的定位误差未出现明显漂移或突变,且始终保持在较低水平,表明其在长时间连续运行场景中具有良好的稳定性,能够满足工业化批量食品分拣的可靠性需求。综上,试验所提改进MOPSO算法在不同传送速度下的定位精度、速度适应性、空间一致性及连

续作业稳定性均显著优于标准MOPSO和文献[9]的,为Delta机器人食品分拣轨迹优化提供了更高精度、更可靠的技术支撑。

为进一步验证试验所提轨迹优化方法在实际连续作业场景中的优越性,选取文献[11]提出的改进NURBS曲线结合多目标优化方法、文献[12]提出的融合3-4-5次多项式运动规律与梯形运动规律方法作为对比基准,分拣目标为袋装饼干500袋,输送速度分别为100, 200, 300 mm/s,从分拣成功率(无破损且准确落入目标区域的饼干袋数占比)、平均分拣时间(单袋从抓取到放置的平均耗时)、损伤率(分拣后出现饼干碎裂、包装破损的袋数占比)3个核心性能指标,量化评估不同方法的实际应用效果,不同方法的分拣性能见表6。

表6 不同方法的分拣性能

Table 6 Sorting performance of different methods

方法	100 mm/s			200 mm/s			300 mm/s		
	分拣成功率/%	平均分拣时间/s	损伤率/%	分拣成功率/%	平均分拣时间/s	损伤率/%	分拣成功率/%	平均分拣时间/s	损伤率/%
文献[11]	96.20	0.960	1.90	93.80	0.840	3.10	88.50	0.725	5.75
文献[12]	97.50	0.875	1.25	95.60	0.760	2.20	91.20	0.650	4.40
试验方法	99.40	0.765	0.30	98.80	0.635	0.60	97.60	0.525	1.20

由表6可知,试验方法的分拣成功率均最高,且始终保持在97.60%以上(300 mm/s高速场景),较文献[11]提升9.1%~10.3%,较文献[12]提升6.40%~8.50%。试验方法的平均分拣时间在各速度下均最短,300 mm/s时仅为0.525 s/袋,较文献[11]缩短27.60%,较文献[12]缩短19.20%。经过500袋连续分拣测试,试验方法的分拣成功率、损伤率未出现明显漂移,高速场景下损伤率始终稳定在1.20%左右,而文献[11]和文献[12]在连续作业损伤率上分别上升78.13%和72.73%。综上,试验所提轨迹优化方法在易碎食品的分拣成功率、分拣效率、损伤率控制及连续作业稳定性4个核心维度上均显著优于文献[11]和文献[12]的对比方法,有效解决了易碎食品分拣中高速与低损伤的核心矛盾,为工业化易碎食品自动化分拣提供了更优的技术方案。

4 结论

试验针对食品分拣场景中Delta机器人传统轨迹规划存在的运行效率低、能耗大、稳定性差等问题,提出了一种五次均匀B样条曲线结合多目标优化的轨迹优化方法。结果表明,试验方法可实现效率、能耗与稳定性的多目标协同优化,综合性能显著优于现有对比方法。相较于标准MOPSO算法与文献[9]改进MOGWO算法,试验方法的运行时间缩短9.50%以上,能耗降低9.00%以上,稳定性指标降低18.00%以上,定位误差降低23.00%以上;

在分拣性能方面,所提方法成功率始终保持97.60%以上,损伤率控制在1.20%以内,远低于文献[11]的5.75%和文献[12]的4.40%,平均分拣时间最短仅0.525 s/袋,较对比方法缩短19.20%~27.60%。后续可以朝着多场景自适应优化、算法与轨迹模型的深度融合和多机器人协同分拣等方向开展深入研究。

参考文献

- [1] VODOVOZOV V, LEHTLA M, RAUD Z, et al. Managing energy consumption of linear delta robots using neural network models[J]. *Energies*, 2024, 17(16): 4 081.
- [2] GUO T C, LI J B, ZHANG Y Z, et al. Study on trajectory optimization for a flexible parallel robot in tomato packaging[J]. *Agriculture*, 2024, 14(12): 2 274.
- [3] 郭德超, 饶远立, 张豪, 等. 结合机器视觉和光谱技术的番茄综合品质检测方法[J]. *食品与机械*, 2024, 40(9): 123-130.
- [4] GUO D C, RAO Y L, ZHANG H, et al. Comprehensive quality detection method for tomatoes combining machine vision and spectral techniques[J]. *Food & Machinery*, 2024, 40(9): 123-130.
- [5] 李云峰, 王聪, 李玉琴. 多算法融合的并联食品分拣机器人轨迹跟踪控制方法[J]. *食品与机械*, 2024, 40(4): 72-77.
- [6] LI Y F, WANG C, LI Y Q. Multi algorithm fusion based trajectory tracking control method for parallel food sorting robots[J]. *Food & Machinery*, 2024, 40(4): 72-77.

- [5] 古莹奎, 叶彪彪, 郭明健, 等. 基于改进 RT-DETR 的饼干包装外观缺陷快速检测[J]. 食品与机械, 2025, 41(2): 234-241.
GU Y K, YE B B, GUO M J, et al. Rapid detection method of biscuit packaging appearance defects based on improved RT-DETR[J]. Food & Machinery, 2025, 41(2): 234-241.
- [6] 范超杰, 熊涛, 齐淑林, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的喷涂机器人时间最优轨迹规划[J]. 机床与液压, 2025, 53(11): 10-18.
FAN C J, XIONG T, QI S L, et al. Time-optimal trajectory planning of spraying robot based on improved Harris Hawks optimization algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(11): 10-18.
- [7] 傅明娣, 李忠, 王倩茹, 等. 基于改进 DBO 和多目标模型的食品分拣机器人分拣策略[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 88-93.
FU M D, LI Z, WANG Q R, et al. Sorting strategy of food sorting robot based on improved DBO and multi-objective model[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 88-93.
- [8] 李文凯, 张寒莉, 储青. 三自由度并联机器人的轨迹跟踪滑模控制[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 48-53.
LI W K, ZHANG H L, CHU Q. Trajectory tracking sliding mode control for a 3-DOF parallel robot[J]. Intelligent Computer and Applications, 2024, 14(8): 48-53.
- [9] 郭彤颖, 叶相涛, 陈宇. 基于改进 MOGWO 算法的并联机器人轨迹优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(6): 20-25.
GUO T Y, YE X T, CHEN Y. Trajectory optimization of parallel robot based on improved MOGWO algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2025(6): 20-25.
- [10] 章鸿. Delta 快速分拣机器人轨迹优化算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(6): 288-290, 295.
ZHANG H. Research on trajectory optimization of delta fast sorting robot algorithms[J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(6): 288-290, 295.
- [11] 陈广东, 邵健, 王菲妮, 等. 基于改进 NURBS 和 Delta 并联机器人的食品分拣轨迹优化[J]. 食品与机械, 2024, 40(10): 73-79.
CHEN G D, SHAO J, WANG F N, et al. Food sorting trajectory optimization based on improved NURBS and Delta parallel robots[J]. Food & Machinery, 2024, 40(10): 73-79.
- [12] 来海滨, 汪满新, 刘松涛, 等. 基于 345-修正梯形运动规律的 4-R(R-)(SS)₂ 并联机器人运动轨迹规划[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 411-420.
LAI H B, WANG M X, LIU S T, et al. Trajectory planning of 4-R(R-)(SS)₂ parallel robot based on 345-corrected trapezoidal motion law[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 411-420.
- [13] WANG S L, ZHANG B K, ZHOU J, et al. Time - jerk optimal trajectory planning for industrial robots with coupled interpolation function selection[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(4): 917-941.
- [14] 姚学峰, 李超. 基于改进 NURBS 曲线插补算法的食品分拣机器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 80-85.
YAO X F, LI C. Trajectory planning method of food sorting robot based on improved NURBS curve interpolation algorithm [J]. Food & Machinery, 2022, 38(3): 80-85.
- [15] 商德勇, 潘焜, 索双富, 等. 基于旋量理论的 Delta 并联机器人误差分析[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2025, 65(7): 1 336-1 346.
SHANG D Y, PAN Z, SUO S F, et al. Error analysis of Delta robots based on screw theory[J]. J Tsinghua Univ (Sci & Technol), 2025, 65(7): 1 336-1 346.
- [16] HU X, WU H, SUN Q L, et al. Robot time optimal trajectory planning based on improved simplified particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2023, 11: 44 496-44 508.
- [17] 左国玉, 李宓, 郑榜贵. 基于改进自适应多目标粒子群算法的机械臂最优轨迹规划方法[J]. 实验技术与管理, 2024, 41(3): 184-191.
ZUO G Y, LI M, ZHENG B G. Optimal trajectory planning for robotic arms based on an improved adaptive multiobjective particle swarm algorithm[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41(3): 184-191.
- [18] 封燕芳, 吴必瑞, 赵倩. 基于改进门字形轨迹的番茄生产线 DELTA 分选机器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2023, 39(8): 71-75, 154.
FENG Y F, WU B R, ZHAO Q. A trajectory planning method for DELTA sorting robot in tomato production line based on improved gate shaped trajectory[J]. Food & Machinery, 2023, 39(8): 71-75, 154.
- [19] SHEN C, QI Y C, YUN L J, et al. DBY-Tobacco: a dual-branch model for non-tobacco related materials detection based on hyperspectral feature fusion[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1538051.
- [20] DONG P, FENG W H, WANG R, et al. Automatic classification and detection of faulty packaging using deep learning algorithms: a study for industrial applications[J]. Intelligent Methods in Engineering Sciences, 2024, 3(1): 13-21.